

УДК 004.032.26:61

О.И. СОЛОВЬЕВА

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКЕ

Введение.

Внедрение компьютерных технологий во все отрасли знаний привело к росту интереса врачей к использованию различных математических методов и средств принятия решения. Большой вклад при постановке диагноза, выборе оптимальной тактики лечения, идентификации каких-либо веществ и микроорганизмов оказывает использование различных экспертных систем (ЭС). Основой таких ЭС являются заложенные в них знания и методы принятия решений, которые позволяют выдавать надежные, точные, компетентные решения, приближающиеся к решениям врача. Наибольшую известность получили такие медицинские ЭС как MYCIN, PUFF, ABEL, ANNA, в которых знания представлены в виде логических правил, образующих причинно-следственную модель [1]. Процесс принятия решения в медицинской практике носит неоднозначный характер, тяжело поддается структурированию, формализации, выделению четких логических правил и методов. Медицинская диагностика зависит от большого количества неравнозначных факторов. Поэтому даже если удастся построить метод вывода, связывающий условия задачи с решением, часто он будет хорошо работать только на той группе объектов, на которой производились исследования. С одной стороны выбор оптимального метода принятия решения будет обусловлен особенностями медико-биологической информации, а с другой – характер и вид данной информации будет определять вид метода принятия решения. Существуют такие области в медицине, где диагноз ставится практически вручную, например, эндокринология.

Основная часть.

Проанализируем достоинства и недостатки классических методов поддержки принятия решений, используемых в ЭС медицинской диагностики.

Так, методы слепого поиска в пространстве состояний предполагают полный просмотр всего пространства состояний, для задач медицинской диагностики такой просмотр невозможен из-за чрезвычайно большого пространства состояний. Возникает проблема т.н. комбинаторного взрыва, когда размер пространства состояний возрастает чрезвычайно быстро с ростом количества рассматриваемых альтернатив.

Эффективным средством борьбы с проблемой комбинаторного взрыва являются методы эвристического поиска, которые позволяют сократить количество просматриваемых вариантов при помощи введения эвристик (т.н. правил с потолка, основанных на эмпирическом опыте, догадках и интуиции эксперта). Эвристические методы удобны и просты в обращении, но не имеют строгого научного доказательства.

Вероятностные методы (метод Байеса, метод последовательного статистического анализа) предполагают представление исходной информации в вероятностной форме взаимосвязи симптомов и диагнозов. При этом возникает проблема определения вероятности любой комбинации симптомов, что затруднено ввиду сложной их взаимосвязи и невозможности проведения вычислительного эксперимента по определению той или иной вероятности.

Достоинство вероятностных методов заключается в том, что они дают возможность объективизировать имеющуюся информацию о диагнозах, но наряду с этим возникает проблема сбора, накопления, хранения, обработки данной диагностической информации.

Также возникает проблема пересчета всех вероятностей при внесении дополнительной информации.

Метод коэффициентов уверенности впервые был применен в ЭС MYCIN. Разработчики ввели шкалу коэффициентов уверенности, принимающих значение в диапазоне от -1 до $+1$.

Коэффициент уверенности некоторого факта определялся как разность двух оценок: оценки, отражающей степень истинности данного факта, принимающей значение в диапазоне от 0 до $+1$, и оценки ложности данного факта, принимающей значение в диапазоне от 0 до -1 . Значение коэффициента уверенности $+1$ означало абсолютную истинность утверждения, а -1 – ложность. Коэффициенты уверенности приписывались как фактам, так и правилам. К недостаткам данного метода относится сложность подбора коэффициентов уверенности, а также отсутствие теоретической базы.

Теория нечетких или расплывчатых множеств используется при формализации нечетких знаний врачей-экспертов, которые характеризуются лингвистической неопределенностью, т.к. многие данные о пациентах относятся к качественным признакам. Использование нечеткой логики при построении логических заключений обеспечивает общение с пользователем на профессионально-ориентированном языке, хранение, накопление и обработку качественной информации. Недостатком является использование количественных мер неопределенности, что по оценкам многих исследователей несвойственно человеку [4].

Рассмотренные методы принятия решения не позволяют интеллектуализировать процесс принятия решения, так как принятие окончательного решения остается за экспертом. Данные методы направлены на попытку моделирования высокоуровневого мышления человека. Поэтому, необходимо ориентироваться на методы интеллектуального анализа данных, необходимых эксперту в процессе принятия решения. Данные способы основаны на методах машинного обучения, которые лежат в основе современных технологий интеллектуальной обработки данных.

Существует несколько подходов к построению ЭС: логический, структурный, эволюционный, имитационный. На практике очень четкой границы между ними нет.

Основным источником знаний для ЭС логического типа будет являться формализованный опыт врача, выраженный в виде логических утверждений – правил и фактов, безусловно принимаемых системой, которая в отличие от врача не формирует своего индивидуального опыта. При попытке выделения ключевых понятий предметной области (ПО) и взаимосвязей между ними часто возникает настолько сложная система логических правил, которую тяжело осмыслить, не говоря уже о переносе в базу знаний экспертной системы. Еще более сложная проблема заключается в том, что может возникнуть ситуация, характерная для медицинской диагностики, когда процесс принятия решения нельзя выразить логическими правилами.

Структурный подход основан на моделировании структуры человеческого мозга. Основной моделируемой структурной единицей в таких системах является нейрон, а модели получили название нейронных сетей (НС).

Особенностью медицинских знаний является то, что они в основном принадлежат к мягким глубинным знаниям, а следовательно тяжело формализуются. Под глубинными знаниями понимают абстракции, образы, аналогии, отражающие понимание структуры ПО, они являются результатом обобщения первичных понятий ПО в абстрактные структуры, которые часто не имеют вербального описания, позволяющие опытным врачам принимать более квалифицированные решения. Под мягкими знаниями понимаются знания, допускающие множественные размытые рекомендации.

Проведенный анализ ЭС логического типа и нейросетевых ЭС позволил провести сравнительную характеристику, которая представлена в таблице.

Таблица

Параметры сравнения	ЭС	НС
Работа с мягкими знаниями	–	+
Работа с глубинными знаниями	–	+
Принятие компетентного решения на границах области применения	–	+
Расширение базы знаний без перестройки всей системы в целом	–	+
Использование неполных, противоречивых данных	–	+
Объяснительные способности	+	–

Как видно из таблицы, применение искусственных нейронных сетей, по сравнению с ЭС логического типа, обладает рядом преимуществ. Источником знаний будет являться не только опыт эксперта, отбирающего примеры для обучения, но и индивидуальный опыт обучающейся на этих примерах сети [3]. В данном случае время будет тратиться в основном на определение ключевых понятий предметной области, врачу не надо будет специально объяснять логику принятия решения, а только выделить, в общем случае несколько, наборов ключевых понятий предметной области, которые бы характеризовали определенные состояния системы.

Обобщенная структурно-логическая схема принятия решения, применяя искусственные нейронные сети представлена на рис. 1, где ИЗ – инженер по знаниям, ШФ – этап шкалирования и формализации, НС – нейронная сеть, СОИ – система отображения информации, БД НС – база данных нейронной сети.

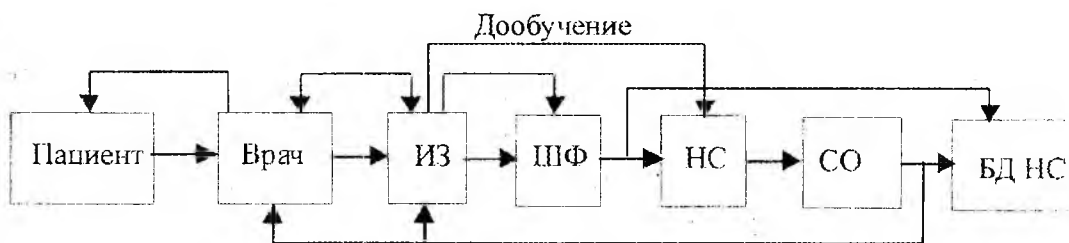


Рис. 1

В данном случае функции базы знаний (как набора заложенных механизмов вывода) и решателя (в смысле применения заложенных правил вывода к каждому конкретному случаю) выполняет обученная искусственная нейронная сеть, но при этом система будет неспособна объяснить полученное ею решение, т.к. решения, выдаваемые нейронной сетью логически непрозрачны. Приобретение новых знаний будет осуществляться при помощи дообучения сети.

Проанализируем объем знаний, используемый при принятии решения. Базой знаний традиционных экспертных систем являются формализованные знания эксперта, которые можно записать в следующем символическом виде:

$$\langle Z, O \rangle, \tag{1}$$

где Z – знания врача;
 O – опыт эксперта в предметной области;

$$Z = Z_{no} \cap Z_{zc}, \tag{2}$$

где Z_{no} – знания о предметной области;
 Z_{zc} – т.н. знания о здравом смысле, которые при разработке ЭС не рассматриваются ввиду трудности их формализации и переноса в БЗ ЭС.

$$O = Z_{cm} \cap I, \quad (3)$$

где Z_{cm} – знания о статистике, т.е. ранее встречавшиеся случаи тех или иных заболеваний; I – интуиция врача.

Перенос в БЗ такой составляющей знаний как Z_{cm} и в некотором роде I , которая основывается на неформализуемых, скрытых, глубинных знаниях врача можно осуществить при помощи нейронных сетей. Использование нейронных сетей позволяет обучить систему на примерах из предметной области. Повышение качества диагностики может достигаться за счет накопления опыта и интуиции, которая является синтезом накопленных практических знаний.

БЗ традиционных ЭС включает в основном Z_{no} в виде:

$$\langle D_{no}, C_{no}, R_{no} \rangle, \quad (4)$$

где D_{no} – множество диагнозов;

C_{no} – множество симптомокомплексов;

R_{no} – множество решающих правил, причем $R_{no}: C_{no} \square D_{no}$.

Статистические знания Z_{cm} можно записать в виде

$$\langle D_{cm}, C_{cm}, R_{cmn} \rangle, \quad (5)$$

Причем $D_{cm} \supseteq D_{no}$, $C_{cm} \supseteq C_{no}$, но D_{cm} , C_{cm} не включается в прямом виде в БЗ традиционной ЭС, т.к. R_{cmn} – неявные правила, которые не присутствуют в статистике, их надо выявить.

НС позволяют включить в рассмотрение Z_{cm} , I , следовательно происходит расширение объема знаний, который используется при принятии решения, что повышает качество диагностики [4]. Увеличение объема знаний будет происходить также за счет появления новых знаний, которые не присутствовали в обучающей выборке, т.е. происходит формирование индивидуального опыта сети. Данная особенность объясняется способностью нейронных сетей к выявлению скрытых закономерностей, глубинных связей между обучающими данными. НС способны принять компетентное решение на границах области применения, а также при неполных, зашумленных, противоречивых входных данных.

Нейронные сети имеют существенное преимущество: они способны дообучаться в том случае, когда не удалось сразу собрать достаточное количество обучающих примеров либо появились новые знания, путем добавления необходимого количества примеров в обучающую выборку. Для правильного обучения сети необходимо предъявлять повышенные требования к обучающим примерам. Они должны быть представительны с точки зрения существа задачи, т.е. каждое состояние системы должно быть представлено набором наиболее характерных «симптомокомплексов» ключевых понятий предметной области. Основные трудности будут заключаться в выборе наилучшей архитектуры сети, ее типа и обучении.

В традиционных экспертных системах процесс дообучения осуществляется в виде добавления новых правил и фактов в базу знаний и часто ведет к перестройке всей системы в целом, не давая гарантии улучшения качества работы. Например, чтобы улучшить качество работы экспертной системы PUFF (диагностика заболеваний легких по результатам функциональных тестов легких) на 10 % потребовалось увеличить количество используемых правил со 100 до 400 [4].

На сегодняшний день остро стоит проблема диагностики патологий щитовидной железы. Заболевания щитовидной железы занимают по численности второе место после сахарного диабета среди всех эндокринных патологий [6]. По оценке ВОЗ и ЮНИСЕФ, более 1,5 млрд. (30%) жителей Земли имеют риск развития йоддефицитных заболеваний. Поскольку, гормоны ЩЖ оказывают существенное влияние практически на все органы и

системы организма, проблема диагностики патологий ЩЖ является актуальной задачей. Нами была реализована вероятностная НС для задачи диагностики аутоиммунного тиреоидита (АИТ) и нормы. В качестве вектора входных переменных были использованы результаты лабораторных исследований уровня антител к тиреоидной пероксидазе и к микросомальной фракции и наличие характерных ультразвуковых изменений структуры ЩЖ: диффузная гетерогенность и сниженная эхогенность. Тестовое множество состояло из 60 примеров, из которых диагноз АИТ был поставлен в 22 случаях. НС правильно классифицировала 21 пример.

Выводы. Возможности и достоинства нейронных сетей позволяют значительно сократить и упростить процесс построения экспертной системы, а также дают возможность моделировать ситуацию принятия решения [5], когда, варьируя наборы входных данных для сети, можно добиться необходимого отклика.

Освоить и применять технологию построения и обучения искусственных нейронных сетей значительно проще, чем изучать математическую статистику или нечеткую логику. Для создания нейросетевой медицинской экспертной системы требуются не годы, а месяцы при адекватном представлении обучающей выборки.

Список литературы: 1. *Гаврилова Т.А., Хорошевский В.Ф.* Базы знаний интеллектуальных систем. СПб.: Питер, 2000. 384 с. 2. *Воробьев С.А., Марьин С.А., Пономаренко О.С.* Теория принятия решений. Классические подходы. Харьков: ХТУРЭ, 2000. 196 с. 3. *Дмитриенко В.Д., Корсунов Н.И.* Основы теории нейронных сетей. Учебное пособие. Белгород: БИИММАП, 2001. 159 с. 4. Искусственный интеллект: Учеб. пособие для вузов/ *В.Н. Бондарев, Ф.Г. Аде.* – Севастополь: Изд-во СевНТУ, 2002. 615 с. 5. *Руденко О.Г., Бодянский Е.В.* Основы теории искусственных нейронных сетей. – Харьков: ТЕЛТЕХ, 2002. 317 с. 6. *Эшштейн Е.В., Божок Ю.М.* Диагностика заболеваний щитовидной железы. Лабораторная диагностика, № – 3, 1999. С. 63 – 66.

Поступила в редколлегию 9.06.2003.